

# 基于二维光谱特征空间的土壤线自动提取算法

秦其明<sup>1</sup>, 游林<sup>1,2\*</sup>, 赵越<sup>1</sup>, 赵少华<sup>1,3</sup>, 姚云军<sup>1,4</sup>

(1. 北京大学遥感与 GIS 研究所, 北京 100871; 2. 宁波市规划与地理信息中心, 宁波 315042;  
3. 环境保护部卫星环境应用中心, 北京 100094; 4. 北京师范大学全球变化与地球系统科学研究院, 北京 100875)

**摘要:** 土壤线是在二维光谱空间中土壤纯像元光谱反射率按照大小排列而成的直线, 它综合反映了具有不同水分条件的土壤含水状况, 对于了解土壤和植被的理化性质和生态特征有着重要的意义。由于土壤线采用手工描绘效率低, 因人而异, 致使涉及土壤线的模型在业务化应用和推广中受到限制。为此, 提出了一种土壤线自动提取算法, 以及算法实现的流程和步骤, 利用该算法可以基于遥感影像构建的二维光谱特征空间自动提取土壤线参数。通过时间序列和实际估算 2 种方法分析了算法的性能, 发现在提取土壤线参数上具有较好的稳定性和精度, 时间序列内提取土壤线斜率的平均偏差小于 0.1, 与实际估算的土壤线斜率偏差也很小。该算法已被应用于农田干旱监测模型 PDI、MPDI 和 SPSI 的土壤线自动提取运算中。结果表明, 在保证模型精度的前提下, 自动算法有效地提高了模型运算的效率, 对农业干旱模型的业务化推广有实际的应用价值。

**关键词:** 土壤, 遥感, 算法, 土壤线, 特征空间, 自动提取

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.03.029

中图分类号: TP7

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-03-0167-05

秦其明, 游林, 赵越, 等. 基于二维光谱特征空间的土壤线自动提取算法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3): 167-171.

Qin Qiming, You Lin, Zhao Yue, et al. Soil line automatic identification algorithm based on two-dimensional feature space[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(3): 167-171. (in Chinese with English abstract)

## 0 引言

Kauth 等<sup>[1]</sup>利用 Landsat MSS 的 4 个波段构建四维空间对土壤的光谱变化进行分析, 首次提出了土壤线 (soil line) 的概念。通过研究发现, 对于同一种土壤, 遥感监测土壤湿度所用的红光波段 (red) 和近红外波段 (NIR) 的裸土反射率之间近似满足线性关系, 在 NIR-Red 特征空间内形成一条土壤线。土壤线能较好描述土壤的光学特征, 有助于了解土壤和植被的理化性质和生态特征, 目前许多常用的植被指数和干旱指数也都借助了这一概念。

在植被指数的计算中, 土壤线被用于消除观测场土壤背景的影响, 如 Richardson 和 Wiegand 提出的垂直植被指数 (perpendicular vegetation index, PVI)<sup>[2-3]</sup>、Huete 提出的土壤调节植被指数 (soil-adjusted vegetation index, SAVI)<sup>[4]</sup>、Baret 等改进 SAVI 提出的转换型土壤调整植被指数 (transformed soil-adjusted vegetation index, TSAVI)<sup>[5]</sup> 及改进的转换型土壤调整植被指数 (adjusted transformed soil-adjusted vegetation index, ATSAVI)<sup>[6]</sup> 等。在 NIR-Red 特

征空间中, 土壤线还可用于表征土壤的不同湿度状况, 沿着土壤线方向土壤点具有不同的水分条件。基于此, 詹志明等<sup>[7]</sup>提出了基于 Red-NIR 空间的垂直干旱指数 (perpendicular drought index, PDI), 可以简单有效地监测土壤水分。随后 Ghulam 等<sup>[8]</sup>引入植被覆盖度改进 PDI, 提出改进的垂直干旱指数 (modified perpendicular drought index, MPDI), 用以监测农田作物生长中期的土壤水分。土壤线一直被认为是 NIR-Red 特征空间的特有现象, 而阿布都瓦斯提·吾拉木<sup>[9]</sup>在分析地物 NIR-SWIR 光谱特征空间的分异规律时发现, 在 NIR-SWIR 光谱特征空间内也可以提取土壤线, 称为 NIR-SWIR 基线, 并据此提出了短波红外垂直失水指数 (shortwave infrared perpendicular water stress index, SPSI)<sup>[10]</sup>。上述干旱模型都比较简单、便于操作, 对于开展农田干旱监测具有较好的应用价值和推广意义。

然而, 由于土壤线的影响因素较多<sup>[11]</sup>且具有显著的空间分异性<sup>[12]</sup>, 同一区域不同时相的土壤线受养分状况、观测角度等因素的影响也有所差别<sup>[13]</sup>。利用土壤线进行模型计算时如何获取与当地相适应的准确的土壤线参数, 已成为模型应用推广的一大障碍。传统的土壤线提取方法, 是基于地面实测的土壤光谱, 或是通过图像解译从遥感影像上识别出纯裸土像元, 然后通过线性拟合得到土壤线方程。这些方法虽然精度较高, 但相对复杂, 难以业务化应用。针对于此, 本文提出了一种土壤线自动提取的算法, 仅基于遥感影像所构建的光谱特征空间便可获取土壤线方程。将详细介绍该算法的思路及实现流程, 并分析其提取土壤线参数的精度; 将自动算法应

收稿时间: 2011-01-16 修订时间: 2011-10-11

基金项目: 气象行业科研经费专项 (GYHY200806022); 国家自然科学基金 (41081221); 国家“863”高技术研究发展计划 (2008AA121806 和 2009AA12Z128)

作者简介: 秦其明 (1955-), 男, 江苏徐州人, 北京大学教授, 博士, 主要从事定量遥感和空间信息技术研究。北京 北京大学遥感与 GIS 研究所, 100871。Email: qmqin@pku.edu.cn

\*通信作者: 游林 (1986-), 男, 福建长乐人, 硕士, 主要从事地理信息建模与应用研究。北京 北京大学遥感与 GIS 研究所, 100871。

Email: tiancai76@163.com

用于多个干旱监测模型，通过模型的实际监测应用进一步评价算法的可靠性及实用价值。

### 1 土壤线自动提取算法

#### 1.1 算法思路

光谱特征空间就是指多波段光谱信息或由此得到的 2 个或 2 个以上地表生态物理参数组成的光谱空间<sup>[9]</sup>。本文中涉及的二维光谱特征空间主要是由遥感影像的近红外波段分别与红光波段和短波红外波段构建的 NIR-Red 空间（见图 1）和 NIR-SWIR 空间。裸土和植被在 Red、NIR 以及 SWIR 波段表现出的不同光谱特性，在 NIR-Red 空间中，裸土像元与植被覆盖像元整体呈典型的三角形分布<sup>[7]</sup>，土壤线为三角形的斜边；而在 NIR-SWIR 空间中，呈梯形分布<sup>[9]</sup>，NIR-SWIR 土壤基线构成了梯形的底边。

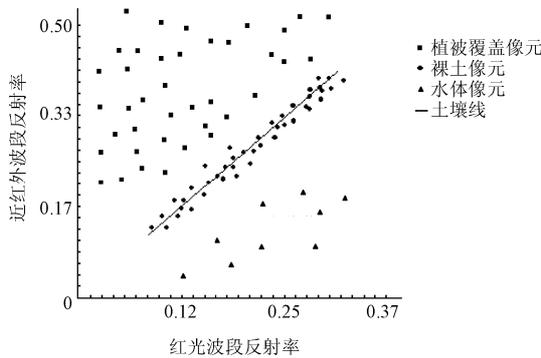


图 1 NIR-Red 光谱特征空间示意图  
Fig.1 Sketch map of NIR-Red space

基于土壤像元在二维光谱特征空间的独特分布特征形态，可利用二维光谱特征空间直接提取土壤线。Qin 等<sup>[14]</sup>在实现 PDI 模型时，提出了通过人机交互操作在特征空间内寻找土壤线的方法。该方法虽然为土壤线的快速获取提供了新的手段，但仍然要求使用者具备相关的知识背景，且无法应用于批量的数据处理。而 Fox 等<sup>[15]</sup>提出的土壤线自动提取算法也正是利用了这一特征，并具有较好的效果，已能初步满足应用要求。

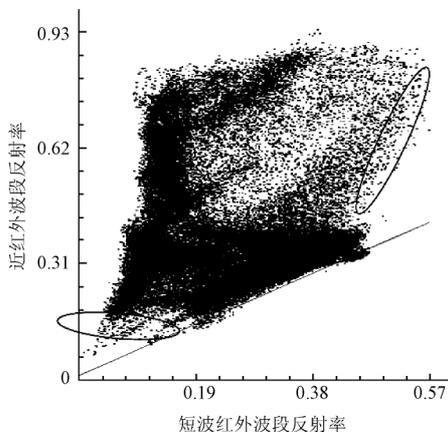


图 2 NIR-SWIR 光谱特征空间示意图  
Fig.2 Sketch map of NIR-SWIR space

通过进一步分析不同植被覆盖度下的土壤像元的分

布特征发现，由于植被在近红外波段的反射率高于裸土，植被覆盖下的裸土地表会使提取的土壤线产生沿纵轴（NIR）方向的偏离（如图 2 所示），这使得基于单一分布特征的土壤线提取会出现较大的偏差。在实际应用中，土壤线的提取并不需要获得影像中所有的裸土像元，而应最大限度地保证土壤点集的准确度。因此，借鉴 Fox 等迭代筛选的思想<sup>[15]</sup>，通过自适应的区间选择提高算法性能，提出了适用于实际应用的土壤线自动提取算法。

#### 1.2 算法流程

土壤线自动提取算法的基本流程如图 3 所示。

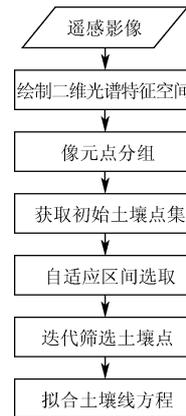


图 3 自动提取算法流程  
Fig.3 Algorithm flow of automatic identification

##### 1) 绘制二维光谱特征空间

基于二维光谱特征空间的土壤线自动提取，首先需要将遥感影像转换到光谱特征空间中。根据遥感影像各像元在横轴和纵轴 2 个波段的反射率值，绘制其在二维光谱空间内的分布特征。

考虑到遥感影像的像元个数多，直接绘制所有像元点的效率较低。通过研究发现，对遥感影像进行适当的采样，并不会影响算法的结果，还能有效地减少奇异点等异常光谱信息的影响。本文所用采样步长 Step 的计算式为

$$Step = \begin{cases} \lfloor \sqrt{M/N} \rfloor & M \geq N \\ 1 & M < N \end{cases} \quad (1)$$

式中，M 为影像的总像元数，N 为最佳的像元数量级，取决于计算机性能等综合因素，本文将 N 取为 2 000 000。

##### 2) 获取初始土壤点集

根据土壤点在特征空间中的分布特征，构成土壤线的土壤点往往分布在散点图的下方，即横坐标所对应的纵坐标值最小的点，这是寻找土壤点的重要依据。获取初始的土壤点集，就是通过横坐标分组的方法，获取各组中纵坐标值最小的点。特征空间内各像元点的坐标是相应波段的反射率，值为 0~1。为便于处理，需要根据横坐标进行分组，统计特征空间中各像元点横轴波段反射率的最大值和最小值，根据分组数（本文取 256）设定分组间距，将所有的像元点按其横轴波段的反射率归入不同的组中。完成分组后，在各组中分别获取纵轴波段

反射率最小的像元点，构成  $(X_i, Y_i)$  点集，也就是初始土壤点集。

3) 自适应区间选取

显然，初始土壤点集  $(X_i, Y_i)$  中并非全都是裸土像元，甚至可能存在大量的植被覆盖像元。这是由于在横坐标的全区间内，纵坐标最小值所对应的像元点并不一定是裸土像元，但也会被获取到初始土壤点集中。如图 2 所示，NIR-SWIR 空间中的椭圆部分便可能出现被误选的像元点，落入初始土壤点集中。自适应区间选取就是通过一种简单的自适应方法选取横坐标区间，从而缩小初始土壤点集，完成土壤点的初步筛选。

根据横轴波段反射率，本文分别确定初始土壤点集的 0%~50%、0%~75%、0%~100%、25%~75%、25%~100%子集，并根据式 (2) 计算各个子集的最小二乘相关系数  $r$ 。相关系数最大的子集，将被选取为土壤点的有效子集，其横坐标区间也将确定为裸土像元的横坐标初始区间。

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

式中， $X_i$  和  $Y_i$  分别为该像元点横坐标波段和纵坐标波段的反射率值， $\bar{X}$  和  $\bar{Y}$  分别为  $X_i$  和  $Y_i$  的平均值， $i$  为组号，取值 0~255。

在这个过程中，尚可加入一些先验的判断条件，可以有效地减少初始范围选择时的误判，使自动算法具有更好的普适性。例如，在提取 NIR-SWIR 土壤基线时，要求  $r$  值最大的同时，还需满足子集中各点拟合直线的斜率应小于 1。

4) 迭代筛选土壤点、拟合土壤线方程

对于有效子集中的像元点，还需进一步筛选，以剔除一些植被覆盖像元。由于植被覆盖像元的近红外反射率大多高于裸土像元，因此，对有效子集中的像元点进行循环迭代，采用递次求近法，每次循环都将垂直偏差最大的点从子集中去除。循环结束后，子集中剩余的像元点便是自动算法最终获取的土壤点，然后通过最小二乘拟合，便可得到土壤线的方程。

2 算法性能分析与评价

2.1 时间序列的稳定性分析

对于同一个区域，尽管受多方面因素影响，土壤线的参数随时间变化波动，但总体上是稳定的。选取了宁夏地区 2009 年 4 月~9 月间 24 景云量较少的 MODIS 反射率产品，利用其第 2 波段 (841~876 nm) 和第 1 波段 (620~670 nm) 构建 NIR-Red 空间，利用其第 2 波段和第 7 波段 (2105~2155nm) 构建 NIR-SWIR 空间，然后采用自动算法分别提取 NIR-Red 和 NIR-SWIR 空间的土壤线，结果如图 4。图 4 中各影像编号按时间顺序排列，但并非均匀递增，所采用的影像不仅有良好的数据质量，还与地面观测试验相对应。

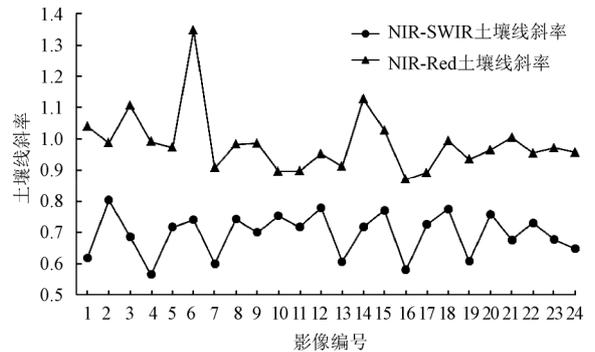


图 4 土壤线自动提取结果

Fig.4 Results of soil line automatic identification

24 条 NIR-SWIR 土壤基线斜率的均值为 0.6956，最大值为 0.8030，最小值为 0.5666，标准差为 0.0672。而 NIR-Red 土壤线斜率的均值为 0.9865，最大值为 1.3478，最小值为 0.8694。可以看出，时间序列内 NIR-SWIR 和 NIR-Red 土壤线斜率的平均偏差都小于 0.1，虽然随时相变化有一定起伏，但对于宁夏地区而言是相对稳定的。这种稳定性也说明了自动算法在提取土壤线时的有效性和可靠性。

2.2 实际估算值的比较分析

在 2010 年 9 月使用 ASD 光谱仪对宁夏多个地区的裸土光谱进行了测量，并选取其中 645 nm (红光) 和 858 nm (近红外) 波段的反射率进行土壤线拟合，得到结果如图 5 所示。拟合得到 NIR-Red 土壤线斜率为 0.9819，在上述时间序列的土壤线斜率波动范围之内，并与其均值十分接近。

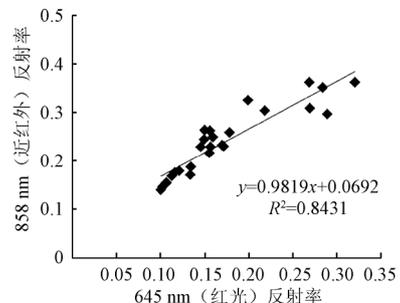


图 5 宁夏实测土壤点拟合的土壤线

Fig.5 Soil line fitted by measured points in Ningxia

为了进一步检验自动算法的可靠性，本文利用美国亚利桑那州 2004 年 8 月 30 日的 Landsat TM 数据，按照分类图裁剪出裸土像元，根据这些像元在第 3 波段 (红光) 和第 4 波段 (近红外) 的反射率拟合出土壤线 (图 6)，斜率为 0.9585。同时，也利用自动算法从 TM 影像上直接提取 NIR-Red 土壤线，方程为  $y=0.961007x-0.064839$ ，其中  $x$  为第 3 波段反射率， $y$  为第 4 波段反射率。自动算法获取的土壤线斜率，与实际估算的土壤线斜率仅相差 0.0025，说明了自动算法的实用性能良好。但是，在土壤线方程的截距参数上仍有着较大的偏差，这主要是由于美国亚利桑那州地区的水体较多。尤其是 TM 影像具有 30 m 的空间分辨率，尽管进行了采样处理，水体像元的影响仍无法忽略。

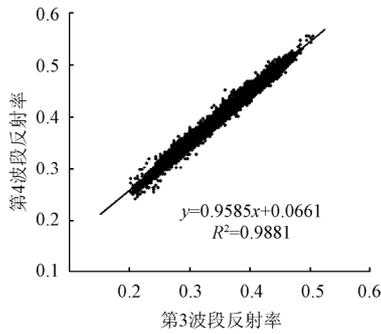


图 6 常规方法得到的土壤线

Fig.6 Soil line obtained by conventional methods

2.3 在农田干旱监测模型中的应用效果分析

将土壤线自动提取算法应用于 3 种常用的农田干旱监测模型 PDI<sup>[7]</sup>、MPDI<sup>[9]</sup>及 SPSI<sup>[10]</sup>，通过分析 3 种模型对宁夏地区土壤水分的监测性能，从而评价算法的应用潜力。土壤水分的地面实测值为宁夏永宁、固原地区 6 个定位试验样地 2009 年时间序列的观测结果，包含了冬小麦、玉米、麦套玉米等多种农田类型 0~10 cm 的土壤体积含水率 (cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>)，而遥感数据则是与地面观测同步的 MODIS 反射率产品。同时采用交互式提取<sup>[14]</sup>和自动提取 2 种方法获取 NIR-Red 或 NIR-SWIR 土壤线，并根据公式 (3) (4) (5) 分别计算 PDI、MPDI 和 SPSI 的值，然后利用部分站点的数据构建干旱指数与土壤含水率的关系模型，而剩余站点则被用于验证关系模型的监测精度，结果如表 1 所示。

$$PDI = \frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}} (R_{Red} + MR_{NIR}) \quad (3)$$

$$MPDI = \frac{R_{Red} + MR_{NIR} - f_v (R_{Red,v} + MR_{NIR,v})}{(1 - f_v) \sqrt{M^2 + 1}} \quad (4)$$

$$SPSI = \frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}} (R_{SWIR} + MR_{NIR}) \quad (5)$$

式中， $R_{Red}$ 、 $R_{NIR}$  和  $R_{SWIR}$  分别为红光、近红外以及短波红外波段的反射率， $R_{Red,v}$  和  $R_{NIR,v}$  为纯植被像元在红光与近红外波段的反射率， $f_v$  为植被覆盖率。公式 (3) 和公式 (4) 中的  $M$  为 NIR-Red 土壤线斜率，公式 (5) 中的  $M$  为 NIR-SWIR 土壤线斜率。

表 1 基于不同土壤线提取方法的模型监测效果比较

Table 1 Monitoring effects of drought models with different methods of soil line identification

干旱模型	土壤线提取算法	土壤水分反演的关系模型	相关性 $R^2$	平均绝对偏差 MAE	均方根误差 RMSE
PDI	人机交互	$y = -0.385 \ln(x) - 0.2738$	0.5783	0.0454	0.0568
	自动	$y = -0.381 \ln(x) - 0.2739$	0.6839	0.0454	0.0562
MPDI	人机交互	$y = -0.192 \ln(x) - 0.0864$	0.6940	0.0343	0.0464
	自动	$y = -0.207 \ln(x) - 0.1016$	0.7241	0.0427	0.0536
SPSI	人机交互	$y = -0.377 \ln(x) - 0.2716$	0.7795	0.0324	0.0407
	自动	$y = -0.374 \ln(x) - 0.2683$	0.8391	0.0309	0.0402

注：x 为干旱型指数，y 为土壤体积含水率 cm<sup>3</sup>·cm<sup>-3</sup>。

从表 1 中不难看出，PDI、MPDI、SPSI 对土壤含水率都十分敏感，具有较好的监测效果。其中，SPSI 与土

壤含水率的相关性最高，达到了极显著的水平；MPDI 次之，PDI 最低，但也都达到了显著相关的水平。从验证精度来看，SPSI 的平均绝对偏差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 都低于 0.05，而 PDI 和 MPDI 也都不超过 0.06。因此总的来说，PDI、MPDI 及 SPSI 监测土壤水分的精度都能满足实际应用的要求。

比较 2 种不同土壤线提取方法对模型监测精度的影响可以看到，使用自动提取算法计算的干旱指数，与土壤水分的相关性有明显的提高。其中，PDI 模型的相关性从 0.5783 提高到了 0.6839。虽然在误差方面并没有明显的变化特征，但土壤线自动提取算法有助于提高模型的应用效果。这种改进效果主要是由于自动算法可以为模型运算提供更加客观、准确和稳定的土壤线参数——斜率  $M$ ，消除了模型运算中人工操作的主观性和不确定性因素的影响。

自动算法的应用不但保证了干旱模型的监测精度，而且使得模型的运算不再涉及复杂的人机交互操作，节省大量的时间。同时，在处理海量遥感影像时，自动算法的采样策略 (见式 (1)) 对土壤线获取的时间效率进行了保障。试验表明，随着遥感影像像元数的增多，自动算法的耗时呈对数形式上升 (如图 7 所示)，但当像元数超过式 (1) 中的阈值  $N$  后，耗时的增长趋于缓慢，并在一定周期范围内震荡。这种震荡且缓慢上升的趋势说明了自动算法在耗时上的稳定性，图 7 中多组数据的测试耗时都小于 1 min。自动算法能有效地提高干旱模型的运算效率，而更为重要的是，自动算法使得这些干旱模型批量化、业务化的运算成为可能，对于推广这些模型有着实际的应用价值。

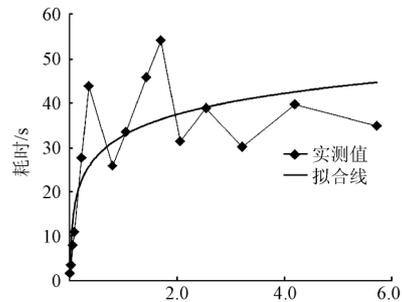


图 7 自动算法的时间效率

Fig.7 Time efficiency of automatic algorithm

3 结论

本文提出了一种土壤线自动提取算法，基于遥感影像构建的二维光谱特征空间，根据土壤点的分布特征直接提取土壤线。通过时间序列的分析，发现该算法对于同一区域不同时相的土壤线提取具有稳定、可靠的性能；而通过与地面实测土壤线以及常规方法获取的土壤线相比较，自动算法获得的土壤线参数相对准确，尤其是土壤线斜率的精度较高。将土壤线自动提取算法应用于 PDI、MPDI 和 SPSI 3 种农田干旱监测模型，结果表明，本文提出的自动算法与交互式提取方法相比较，此算法能有效地提高模型运算的效率，消除人工操作不确定性

因素的影响, 解决了干旱模型业务化、批量化运算的一大难题, 对于干旱模型的应用推广有着实际的应用价值。

在算法性能的分析过程中, 注意到土壤线截距的精度受水体的影响较大, 使得在水体分布较多的区域, 自动算法的应用受到限制, 尤其是 TM、SPOT 等中高分辨率遥感影像中水体像元的数量更多, 影响更大。在后续的算法改进中, 拟考虑加入水体掩膜的步骤, 扩展算法的适用范围。当性能得到进一步提高后, 此算法可以被推广应用于更多的遥感模型中, 如温度植被干旱指数 (temperature/vegetation drought index, TVDI) 的干湿边提取等。

#### [参 考 文 献]

- [1] Kauth R J, Thomas G S. The tasseled cap—A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by LANDSAT[C]//Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, Purdue University of West Lafayette, Indiana, 1976, 41—51.
- [2] Richardson A J, Wiegand C L. Distinguishing vegetation from soil background information[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977, 43(12): 1541—1552.
- [3] 李凤秀, 张柏, 宋开山, 等. 基于垂直植被指数的东北黑土区玉米 LAI 反演模型研究[J]. 干旱地区农业研究, 2008, 26(3): 33—38.  
Li F, Zhang B, Song K, et al. Retrieval model for estimating corn LAI in black soil region of Northeast China based on Perpendicular Vegetation Index[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2008, 26(3): 33—38. (in Chinese with English abstract)
- [4] Huete A R. A soil adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of the Environment, 1988, 25(3): 295—309.
- [5] Baret F, Guyot G, Major D. TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation[C]//12th Canadian Symposium on Remote Sensing and IGARSS'90, 1989: 10—14.
- [6] Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment[J]. Remote Sensing of the Environment, 1991, 35(2/3): 161—173.
- [7] Zhan Z, Qin Q, Ghulam A, et al. NIR-red spectral space based new method for soil moisture monitoring[J]. Science in China Series D: Earth Sciences, 2007, 50(2): 283—289.
- [8] Ghulam A, Qin Q, Teyip T, et al. Modified perpendicular drought index (MPDI): a real-time drought monitoring method[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2007, 62(2): 150—164.
- [9] 阿布都瓦斯提·吾拉木. 基于 n 维光谱特征空间的农田干旱遥感监测[D]. 北京: 北京大学, 2006.  
Ghulam A. Remote Sensing Monitoring of Farmland Drought based on n-Dimensional Spectral Feature Space[D]. Beijing: Peking University, 2006.
- [10] Ghulam A, Li Z, Qin Q, et al. A method for canopy water content estimation for highly vegetated surfaces—shortwave infrared perpendicular water stress index[J]. Science in China Series D: Earth Sciences, 2007b, 50(9): 1359—1368.
- [11] 刘焕军, 张柏, 宋开山, 等. 基于室内光谱反射率的土壤线影响因素分析[J]. 遥感学报, 2008, 12(1): 119—127.  
Liu H, Zhang B, Song K, et al. Soil Line Influence Factors Analysis Based on Laboratory Soil Hyperspectral Reflectance[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(1): 119—127. (in Chinese with English abstract)
- [12] 刘焕军, 宇万太, 张新乐, 等. 中国东北黑土带土壤线空间变异规律[J]. 农业工程学报, 2009, 25(10): 166—170.  
Liu H, Yu W, Zhang X, et al. Spatial heterogeneity of soil line parameters of black soil zone in Northeast China[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(10): 166—170. (in Chinese with English abstract)
- [13] 刘焕军, 张柏, 杨立, 等. 土壤光学研究进展[J]. 土壤通报, 2007, 38(6): 1196—1202.  
Liu H, Zhang B, Yang L, et al. Review of Soil Optical Remote Sensing[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2007, 38(6): 1196—1202. (in Chinese with English abstract)
- [14] Qin Q M, Jin C, Ghulam A, et al. Implementation of perpendicular drought index in remote sensing supporting system[C]//2006 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2006, 4104—4107.
- [15] Fox G A, Sabbagh G J, Searcy S W, et al. An automated soil line identification routine for remotely sensed images[J]. Soil Science Society of America Journal, 2004, 68(4): 1326—1331.

## Soil line automatic identification algorithm based on two-dimensional feature space

Qin Qiming<sup>1</sup>, You Lin<sup>1,2\*</sup>, Zhao Yue<sup>1</sup>, Zhao Shaohua<sup>1,3</sup>, Yao Yunjun<sup>1,4</sup>

(1. Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China;

2. Ningbo Planning and Geography Information Center, Ningbo 315042, China;

3. Satellite Environment Center, Ministry of Environmental Protection, Beijing 100094, China;

4. College of Globe Change and Earth System Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** Soil line is a straight line in two-dimensional spectral space, which is generated from a series of pure soil pixels ranged by reflectance. It is a comprehensive reflection of the soil's characteristic in different water conditions, and helps to understand the physical, chemical and ecological properties of soil and vegetation. For a long time, the soil line has been manually identified with low efficiency and large variability, which limits the further application and promotion of soil line based models. Aimed to solve these problems, the paper proposed an soil line automatic identification algorithm and stated the details of its procedure. With this algorithm, the soil line and its fitting parameters can be automatically identified in the two-dimensional spectral space and calculated based on the reflectance of pixels in the remote sensing image. Through the validation of field experiments and time series data, the algorithm was proved to be a stable and accurate way to identify soil line. The algorithm was applied in drought monitoring model, such as PDI, MPDI and SPSI. The results show that the automatic algorithm can greatly raise the efficiency, improve the accuracy of soil line identification, and contribute to the widespread application of the drought models.

**Key words:** soils, remote sensing, algorithms, soil line, spectral space, automated identification